

IMPLEMENTASI KONTROLER NEURAL FUZZY PADA PENGATURAN KECEPATAN MOTOR INDUKSI 3 FASA

Ratna Ika Putri¹, Mila Fauziyah²

¹Politeknik Negeri Malang

²Politeknik Negeri Malang

E-mail: Ikaputri_ratna@yahoo.com, alimfauz@yahoo.com

ABSTRAKS

Motor induksi 3 fasa adalah alat penggerak yang paling banyak digunakan dalam dunia industri. Salah satu aplikasi motor induksi pada industri gula adalah pada mesin sentrifugal yang digunakan pada proses sentrifugasi. Mesin sentrifugal menggunakan motor induksi sebagai penggerak untuk memutar chamber mesin sentrifugal yang berisi massacuite yang akan diolah. Tujuan penelitian ini adalah merancang kontroler neural fuzzy yang digunakan untuk mengendalikan kecepatan motor induksi sehingga dapat mempertahankan kecepatan sesuai setpoint walaupun terjadi perubahan beban. Motor induksi dimodelkan dengan menggunakan transformasi dq dan algoritma kontroler disimulasikan dengan MATLAB. Kontroler neural fuzzy menggunakan 2 layer dengan jumlah neuron yang diubah yaitu 20 dan 50 neuron. Dari hasil simulasi didapatkan, kontroler neural fuzzy 50 neuron memiliki settling time lebih cepat dibanding tetapi error steady state lebih besar dan tidak menghasilkan overshoot pada respon kecepatan. Sedangkan pada kondisi terbebani, kontroler dapat mempertahankan kecepatan sesuai dengan setpoint. Waktu pemulihan kontroler 50 neuron lebih cepat dibandingkan kontroler neural fuzzy dengan 20 neuron.

Kata Kunci: Motor Induksi, Kontroler, Neural Fuzzy

1. PENDAHULUAN

Motor induksi 3 fasa adalah alat penggerak yang paling banyak digunakan dalam dunia industri. Hal ini dikarenakan motor induksi mempunyai konstruksi yang sederhana, kokoh, harganya relatif murah, serta perawatannya yang mudah, Sehingga motor induksi mulai menggeser penggunaan motor dc pada industri. Pada motor induksi memiliki beberapa parameter yang bersifat non-linier, terutama resistansi rotor, yang memiliki nilai bervariasi untuk kondisi operasi yang berbeda. Hal ini yang menyebabkan pengaturan pada motor induksi lebih rumit dibandingkan dengan motor DC.

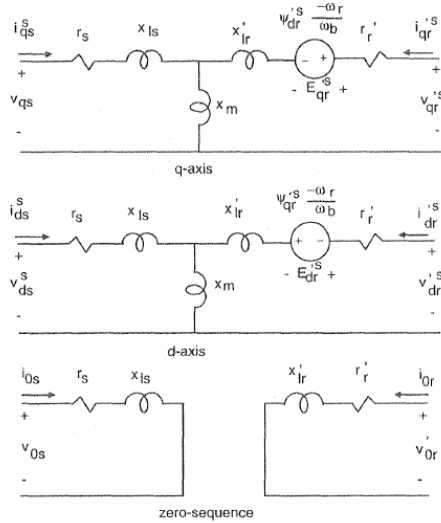
Kontroler dapat dihasilkan dari beberapa metode antara lain PI, PID, Fuzzy dan *Artificial Neural network* (ANN). Kontroler Propotional Integral (PI) dan Proportional Integral Derivative (PID) membutuhkan penentuan parameter yang akurat untuk menghasilkan performansi kontrol yang baik. Sedangkan kendala yang dihadapi pada penggunaan fuzzy kontroler adalah sulitnya menentukan bentuk dan letak fungsi keanggotaan serta menentukan aturan (rule) yang sesuai untuk sistem kontrol yang diinginkan (Ibrahim&Levi, 2002). Sedangkan ANN cocok digunakan untuk mengatasi sistem non – linear yang disebabkan oleh perubahan beban atau parameter sehingga cocok untuk pengaturan motor induksi (Zerikat dkk, 2005). Pada penelitian ini digunakan Neuro-Fuzzy sebagai kontroler dan model referensi. Kontroler Neural menggunakan *Multilayer Perceptron* (MLP) tipe

Backpropagation dan kontroler fuzzy digunakan untuk memperbaiki performansi sistem.

2. METODE

2.1 Pemodelan motor induksi dengan d-q Model

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan (Chekkouri dkk, 2002; Azevedo & Georgieva, 2006; Chatterjee P, dkk, 2007), pemodelan motor induksi dapat dibentuk dengan menggunakan persamaan d-q. Menurut Ong-che mun (1998), untuk mengamati respon transient terhadap perubahan kecepatan motor dan beban biasanya akan lebih baik jika motor induksi dimodelkan dalam bentuk *stationary reference frame*. Rangkaian ekuivalen motor induksi dalam *stationary reference frame*. Merujuk pemodelan motor induksi yang dilakukan Ong Chee Mun (1998), rangkain ekuivalen dinamik ditunjukkan pada Gambar 1.



Gambar 1. Rangkaian Ekuivalen d-q Motor Induksi dengan Stationary Reference Frame

$$i_{qs} = \frac{1}{x_{ls}} (\psi_{qs} - \psi_{mq}) \quad (1)$$

$$i_{qr} = \frac{1}{x_{lr}} (\psi_{qr} - \psi_{mq}) \quad (2)$$

$$i_{ds} = \frac{1}{x_{ls}} (\psi_{ds} - \psi_{md}) \quad (3)$$

$$i_{dr} = \frac{1}{x_{lr}} (\psi_{dr} - \psi_{md}) \quad (4)$$

$$T_{em} = \frac{3}{2} \left(\frac{p}{2} \right) \frac{1}{\omega_b} (\psi_{ds} i_{qs} - \psi_{qs} i_{ds}) \quad (5)$$

$$2H \frac{d(\omega_r / \omega_b)}{dt} = T_{em} + T_{mech} - T_{damp} \text{ (per-unit)} \quad (6)$$

Dengan :

ψ_{ij} : Flux Linkage (i=q atau d dan j=s atau r)

v_{qs}, v_{ds} : Tegangan stator pada sumbu q dan sumbu d

v_{qr}, v_{dr} : Tegangan rotor pada sumbu q dan d

r_s, r_r : Resistansi stator dan rotor

x_{ls}, x_{lr} : Leakage reactance

i_{qs}, i_{ds} : Arus stator pada sumbu q dan d

i_{qr}, i_{dr} : Arus rotor pada sumbu q dan d

p : Jumlah pole

J : Momen inersia

T_{em} : Torsi elektrik

T_{mech} : Torsi mekanik

T_{damp} : Torsi yang melawan rotasi.

ω_e : Frekuensi sudut stator

ω_b : Frekuensi sudut base dari motor

ω_r : Kecepatan sudut rotor

2.2 Perancangan Kontroler Neural Fuzzy

Sinyal kontrol yang digunakan untuk menggerakkan motor induksi ($U(k)$) merupakan

$$U(k) = U_{neural} + U_{fuzzy}$$

Keluaran model referensi menyatakan keluaran yang dikehendaki dari plant yang dikendalikan jika sistem tersebut mendapatkan pengaturan yang tepat. Dalam menentukan model referensi derajat relative model referensi sama dengan plant. Dinamika masukan-keluaran dari model referensi diberikan dengan model orde 2.

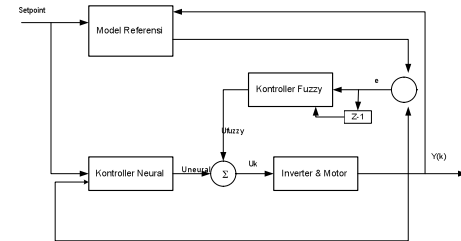
$$\omega_r(k+1) = a_1 \omega_r(k) + a_2 \omega_r(k-1) + r(k) \quad (7)$$

$$\omega_r(k+1) = 0,48 \omega_r(k) + 0,25 \omega_r(k-1) + r(k) \quad (8)$$

$\omega_r(k)$ = sinyal keluaran model referensi

$r(k)$ = Sinyal masukan model referensi

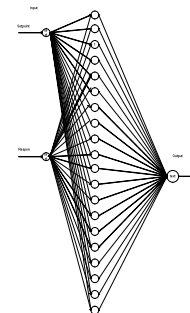
Blok diagram perancangan kontroler pada penelitian ini ditunjukkan pada Gambar 2.



Gamb

ar 2. Blok diagram Kontroler

Kontroler *Neural network* yang dirancang menggunakan *Neural network Multilayer Perceptron* tipe *Back error propagation*. Struktur neural network yang digunakan pada seperti yang ditunjukkan pada Gambar 3. Jaringan memiliki dua layer masukan yaitu keluaran dari setpoint dan keluaran dari respon sistem, satu layer keluaran yang berupa sinyal kontrol dan satu atau lebih layer tersembunyi. Jumlah layer yang digunakan sebanyak 2 layer dengan menggunakan dua jenis neuron yaitu 20 neuron dan 50 neuron. Fungsi aktivasi yang digunakan untuk layer masukan dan tersembunyi adalah sigmoid logaritmik sedangkan untuk neuron keluaran menggunakan fungsi aktivasi linier.



Gambar 3. Struktur Kontroler Neural Network.

Kontroler fuzzy ini terdiri dari dua variabel masukan dan satu variabel keluaran. Variabel masukan terdiri dari kesalahan (*error*, E) dan

perubahan kesalahan (change of *error*, CE). Penentuan fungsi keanggotaan pada variabel masukan dan keluaran dengan menggunakan *try and error* berdasarkan pengalaman.

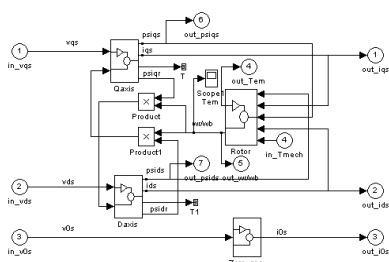
Variabel masukan *error* dan delta *error* memiliki tiga fungsi keanggotaan berbentuk trapesium dan triangular. Pada perancangan ini, aturan fuzzy berdasarkan area dan heuristik untuk sinyal kontrol seperti yang ditunjukkan pada Tabel 1

Tabel 1. Aturan Fuzzy

e Δe	N	Z	P
N	K	K	K
Z	M	M	M
P	P	P	P

2.3. Simulasi dengan MATLAB

Simulasi dibuat dengan menggunakan Simulink dan m-file dari MATLAB 7. Berdasarkan hasil pemodelan motor induksi dengan model dq yang telah dilakukan maka dibuat simulasi untuk model motor induksi dalam Simulink seperti yang ditunjukkan pada Gambar 4. Parameter motor induksi yang didapatkan dari pengukuran motor induksi diimplementasikan ke MATLAB dengan menggunakan m-file.



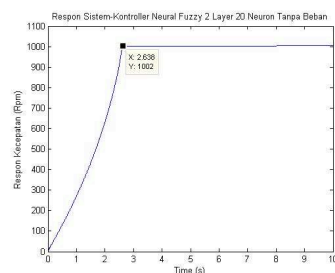
Gambar 4. Implementasi model DQ motor Induksi Dengan Simulink MATLAB

Parameter motor induksi yang digunakan dimasukkan melalui m-file yang dihubungkan dengan simulink. Parameter motor induksi yang digunakan adalah Resistansi stator (R_s) = 7.13 Ω , Resistansi rotor (R_r) = 8.18 Ω , Reaktansi stator (X_{ls}) = 9.45 Ω , Reaktansi rotor (X_{lr}) = 9.45 Ω , Reaktansi bersama (X_{lm}) = 189.65 Ω .

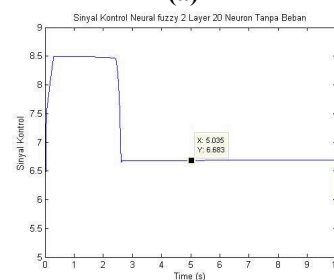
3. HASIL

3.1 Simulasi Kontroler Neural Fuzzy Tanpa Beban

Berdasarkan simulasi kontroler neural fuzzy 2 layer dengan 20 neuron didapatkan respon kecepatan sistem tanpa beban seperti yang ditunjukkan pada Gambar 5.



(a)

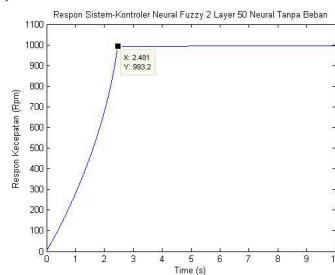


(b)

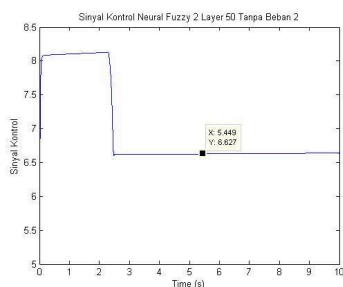
Gambar 5. Kontroler Neural Fuzzy 20 Neuron
(a) Respon Sistem Tanpa Beban (b) Sinyal Kontrol

Respon sistem tanpa beban dengan setpoint 1000Rpm dengan menggunakan kontroler neural fuzzy 2 layer 20 neuron menghasilkan respon kecepatan tanpa *overshoot* dan mencapai kecepatan dalam kondisi *steady state* sebesar 1003 Rpm dengan *error steady state* 0,3%. *Settling time* yang dihasilkan respon sebesar 2,638s dengan *rise time* sebesar 2,0981s. Sinyal kontrol yang dihasilkan kontroler, pada saat *error* sistem besar kontroler akan memberikan sinyal kontrol sebesar 8,49 dan pada saat *error* mendekati nol atau respon sistem mendekati setpoint, sinyal kontrol akan turun hingga mencapai 6,683.

Gambar 6 menunjukkan respon sistem tanpa beban pada kontroler neural fuzzy layer dengan menggunakan 50 neuron. Respon sistem dengan kontroler Neural Fuzzy 2 layer 50 neuron tidak menghasilkan *overshoot* dan mencapai *steady state* dengan kecepatan 994,1 dengan *settling time* 2,48s, *rise time* 1.965 s dan *error steady state* 0,59%. Sedangkan sinyal kontrol maksimal pada respon mencapai 8,121 dan sinyal kontrol pada *steady state* mencapai 6,63.



(a)

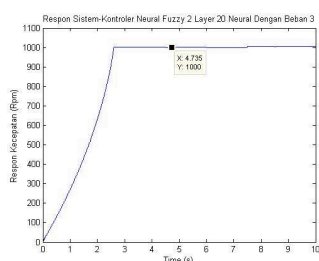


(b)

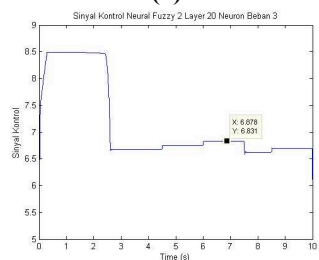
Gambar 6. Kontroler Neural Fuzzy 50 Neuron Tanpa beban

(a) Respon Sistem (b) Sinyal Kontrol

3.2 Simulasi Kontroler Neural Fuzzy Dengan Beban



(a)

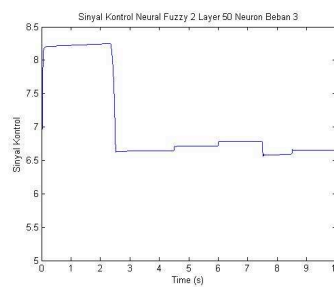
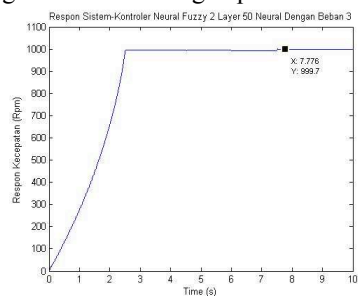


(b)

Gambar 7. Kontroler Neural Fuzzy 20 Neuron Dengan Beban Acak

(a)Respon Sistem (b) Sinyal Kontrol

Gambar 7 menunjukkan respon sistem kontroler neural fuzzy 20 neuron dengan memberikan beban acak dan Gambar 8 menunjukkan respon system untuk kontroler 50 neuron. Beban acak diberikan setelah respon mencapai *steady state*, beban dinaikkan dan dilepas. Pada saat diberi beban acak, kontroler neural fuzzy 2 layer dapat mempertahankan kecepatannya sesuai dengan setpoint dengan menaikkan atau menurunkan sinyal kontrol yang disesuaikan dengan perubahan beban.



Gambar 8. Kontroler Neural Fuzzy 20 Neuron Dengan Beban Acak

(a)Respon Sistem (b) Sinyal Kontrol

4. Diskusi

Berdasarkan hasil simulasi model motor induksi didapatkan karakteristik yang sesuai dengan kondisi real pada motor. Pada kondisi tanpa beban, kecepatan motor dapat sesuai yang diinginkan, tetapi pada pemberian beban maka kecepatan motor akan turun. Semakin besar beban yang diberikan maka penurunan kecepatan motor juga akan semakin besar. Hal ini disebabkan karena dengan pemberian beban akan menyebabkan torsi beban bertambah besar sehingga slip bertambah besar yang akan menyebabkan putaran motor berkurang.

Tabel 2. Parameter Respon Sistem Kontroler Tanpa Beban

No.	Parameter	20 Neuron	50 Neuron
1.	<i>Settling time</i>	2,638detik	2,48detik
2.	Maksimum <i>Overshoot</i>	0 %	0%
3.	<i>Error Steady state</i>	0.3%	0.59%
4.	<i>Rise time</i>	2,098detik	1,965detik

Penerapan kontroler neural fuzzy pada pengaturan mesin sentrifugal menghasilkan performansi yang baik. Berdasarkan hasil simulasi tanpa memberi beban pada sistem, jumlah neuron yang digunakan pada neural network berpengaruh pada karakteristik transien dan *steady state* respon sistem yang dihasilkan. Tabel 2 menunjukkan perbandingan parameter respon transient dan *steady state* yang dihasilkan dengan menggunakan kontroler 2 layer 20 neuron dan 50 neuron.

Kontroler neural fuzzy tidak menghasilkan *overshoot* pada respon sistem. Kontroler dengan 50 neuron dapat mencapai kecepatan sesuai setpoint tercepat, hal ini ditunjukkan oleh *settling time* paling cepat dibandingkan dengan 20 neuron yaitu 2,48 detik. Tetapi *error steady state* yang dihasilkan pada kontroler 50 neuron jauh lebih besar dibandingkan 20 neuron yaitu sebesar 0,59% atau kecepatan yang dicapai yaitu 994,1 rpm dari setpoint 1000 rpm. Sedangkan pada kontroler 20 neuron kontroler dapat mencapai 997rpm. Dibandingkan neural fuzzy dengan dengan 20 neuron, kontroler dengan 50 neuron menghasilkan respon sistem dengan *settling time* dan *rise time* yang lebih kecil.

Hal ini menunjukkan kontroler dengan 50 neuron mencapai kondisi *steady state* yang lebih cepat, tetapi *error steady state* pada kontroler 50 neuron lebih besar.

Penerapan kontroler neural fuzzy juga dapat mempertahankan kecepatan sistem sesuai dengan setpoint walaupun terjadi perubahan beban. Dari beberapa perubahan beban kontroler dapat bekerja dengan baik, karakteristik transien sistem yang meliputi maksimum overshoot, settling time dan rise time memiliki nilai yang sama pada saat tanpa beban. Hal ini disebabkan karena pemberian beban dilakukan setelah respon mencapai kondisi *steady state*. Perbedaan neuron pada kontroler neural fuzzy akan mengakibatkan perbedaan waktu pemulihan kontroler dan *error steady state* yang dihasilkan oleh sistem. Waktu pemulihan adalah waktu yang dibutuhkan kontroler untuk mengenali perubahan beban dan mengembalikan ke setpoint. Pada kontroler dengan layer 50 neuron memiliki waktu pemulihan lebih lama selama 0,064 detik dan *error steady state* yang dihasilkan sama dengan kontroler 20 neuron yaitu sebesar 0,13%. Untuk beban acak keseluruhan kontroler neural fuzzy dapat mengikuti perubahan beban secara dengan menghasilkan sinyal kontrol yang sesuai dengan perubahan beban yang terjadi.

5. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil simulasi dan analisis pada sistem pengendalian kecepatan motor induksi pada mesin sentrifugal menggunakan kontroler neural fuzzy, dapat disimpulkan:

1. Pada simulasi kontroler neural fuzzy tanpa beban respon kecepatan yang dihasilkan tergantung pada jumlah neuron yang digunakan.
2. Pada kondisi tanpa beban, kontroler dengan 50 neuron menghasilkan *settling time* paling cepat yaitu sebesar 2,48 detik, sedangkan *error steady state* yang paling kecil dengan menggunakan kontroler dengan 20 neuron sebesar 0,3%. Penerapan kontroler neural fuzzy tidak menyebabkan maksimum *overshoot* pada sistem.
3. Pada simulasi kontroler neuro fuzzy dengan memberikan perubahan beban maka kontroler dapat mempertahankan kecepatan sesuai *setpoint*. Pada kontroler 50 neuron memiliki waktu pemulihan lebih cepat dengan *error steady state* paling kecil sebesar 0,13%.

DAFTAR PUSTAKA

Azevedo & Georgieva, *Neural network Based Control Strategies Applied to a Fed-Batch Crystallization Process*, International Journal of Computational Intelligence, Vol 3, Number 3, 2006.

Chatterjee P, dkk. *Fuzzy Control of Induction Motor with Reduced Rule Base*. SERBIAN JOURNAL OF ELECTRICAL ENGINEERING Vol 4. No 2. hal 147 - 159 November 2007.

Chekkouri, MR, Catala. J, dkk. *Fuzzy Adaptive Control of an Induction Motor Drive*. EPE-PEMC Dubrovnik & Cavtat. 2002.

Ibrahim Z & Levi E, September 2002. *Comparative analysis of Fuzzy logic and PI speed Control in High Performance AC Drives Using Experimental Approach*, IEEE TRANSACTIONS ON INDUSTRY APPLICATIONS, VOL. 38, NO. 5,

Ong-Chee mun. *Dynamic Simulation of Electric Machinery*. prentice Hall International. New jersey. 1998.

Ratna Ika Putri, *Implementasi Adaptif Fuzzy Dengan Algoritma Pembelajaran Gradient descent pada Pengaturan Kecepatan Motor Induksi 3 Fasa*, Thesis. Jurusan Teknik Elektro Program Pasca Sarjana. UNIBRAW. 2006

Vasudeyan & Arumugam, *High Performance Adaptive Intelligent Direct Torque Control Scheme For Induction Motor Drive*. KMITL Sci. Tech. J. Vol. 5 No. 3 Jul.-Dec. 2005

Zerikat, Benjebbar, Benouzza, *Dynamic Fuzzy-Neural Controller For Induction Motor Drive*, Proceedings of World Academy of Science, Engineering And Technology, Vol 10 Desember. 2005